

控制与决策

Control and Decision

基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制

张华鲁, 王福利, 何大阔, 贾润达, 王庆凯

引用本文:

张华鲁, 王福利, 何大阔, 等. 基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制[J]. *控制与决策*, 2021, 36(5): 1095–1100.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1151>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

铱星座效能评估BDP-ADC模型

BDP-ADC model for Iridium constellation effectiveness evaluation

控制与决策. 2021, 36(3): 733–740 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0700>

基于双层规划的高超声速飞行器预警资源分配方法

Early warning resource allocation method for hypersonic vehicle based on bi-level programming

控制与决策. 2021, 36(2): 443–449 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0717>

基于互信息操作变量曲线参数化的间歇过程批内修正优化

Intra-batch correction optimization of batch process with manipulated variable trajectory parameterization based on mutual information

控制与决策. 2021, 36(1): 234–240 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0825>

参数未知的离散系统Q-学习优化状态估计与控制

Q-learning optimal state estimation and control for discrete systems with unknown parameters

控制与决策. 2020, 35(12): 2889–2897 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0180>

基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化

Timing optimization of regional traffic signals based on improved firefly algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2829–2834 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1835>

基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制

张华鲁¹, 王福利^{1,2†}, 何大阔¹, 贾润达¹, 王庆凯³

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 2. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110004; 3. 北京矿冶科技集团有限公司矿冶过程自动控制技术国家重点实验室, 北京 100160)

摘要: 针对某选矿厂由于浓密-压滤过程关键变量没有实现在线检测, 导致该工序生产操作无序、生产指标难以达标、能耗经济指标高等问题, 利用浓密-压滤过程的生产运行数据, 提出一种基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制方法. 首先, 通过偏最小二乘(PLS)方法建立浓密-压滤过程的数据模型; 然后, 在阶梯电价、浓密机运行安全、生产指标的约束下, 以浓密-压滤过程能耗经济指标最小为目标, 建立浓密-压滤过程协调优化模型, 规划放矿压滤时间序列. 离线实验与现场应用表明, 所建立优化模型能提高浓密-压滤过程底流浓度生产指标、降低过程能耗经济指标、减少滤布损耗、降低生产异常次数等应用效果.

关键词: 浓密机; 软测量; 预测模型; 滚动优化; 粒子群; 内点法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1151

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 张华鲁, 王福利, 何大阔, 等. 基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1095-1100.

Data driven coordinated optimization control of thickening-filter process

ZHANG Hua-lu¹, WANG Fu-li^{1,2†}, HE Da-kuo¹, JIA Run-da¹, WANG Qing-kai³

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 3. State Key Laboratory of Automatic Control Technology for Mining and Metallurgical Process, Beijing General Research Institute of Mining Metallurgy, Beijing 100160, China)

Abstract: Since the key variables in the thickening-filter process of a concentrator can not be measured online, there are problems in the production process such as improper operation, substandard production index and high energy economic index (EEI). Based on the production data of the thickening-filter process, a data-driven coordination optimization control method for the thickening-filter process is proposed. Firstly, the partial least squares (PLS) method is used to establish the data driven model of thickening-filter process. Then, under the constraints of stepped electricity price, operation safety of thickeners and production indexes, a coordinated optimization model aiming at the minimum EEI in the thickening-filter process is established to plan the time series of ore drawing and filter-press. An off-line experiment and field application show that the optimization model can improve the production index of the underflow concentration, reduce the EEI in the process of thickening-filter, the loss of press cloth and the number of abnormal production.

Keywords: thickener; soft sensor; prediction model; rolling horizon optimization; PSO; interior point method

0 引言

浓密-压滤过程是湿法冶金中重要工序, 起到了提高矿浆浓度、固液分离、调节上游工序生产扰动对下游工序影响的作用^[1]. 浓密-压滤工序主要生产设备为浓密机和压滤机, 目前针对浓密机的研究多集中在浓密机机理及机械结构上. 文献[2]从连续介质的

基本原理出发, 在考虑矿浆在自身重量下的可压缩性和沉淀物的渗透性的基础上建立固体沉降理论. 文献[3]提出了一种基于灰度关联分析(GRA)的实验室多尺度浓密机运行参数优化的方法, 基于多种性能特点, 优化了实验室规模的浓密机操作参数, 包括进料流量、固体比例、絮凝剂用量和进料高度. 在选矿

收稿日期: 2019-08-11; 修回日期: 2019-11-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973057, 61533007, 61773105, 61873053, 61873049); 创新研究群体科学基金项目(61621004); 流程工业综合自动化国家重点实验室基础研究基金项目(2013ZCX0204); Fundamental research funds for the central Universities(N182008004).

责任编辑: 牛玉刚.

†通讯作者. E-mail: flwang@mail.neu.edu.cn.

过程和污水处理过程中,浓密机通常都与其他设备相连,文献[4]在2014年提出了一种水力旋流器和浓密机的脱水系统优化设计方法,利用混合整数非线性规划方法确定在给定水回收率下设备的最小成本,或给定成本下最大水回收率. 经过对浓密机机理的研究,有研究者开发了对浓密机浓密过程的仿真系统,并应用于尾矿^[5]和洗煤厂^[6]的浓密过程中. 脱水工序的主要设备为压滤机或过滤机,目前对脱水过程研究多集中在压滤机或过滤机自身结构改变提升脱水过程的性能^[7-8].

工厂每天都可以收集和存储大量的过程测量数据. 通过对数据的处理,提取次要变量与主要变量的相关关系,实现难以测量但重要的变量的软测量. 软测量模型可通过偏最小二乘^[9]、基于非线性功能扩展的偏最小二乘^[10]、支持向量机^[11]等方法建模,并在现场取得了应用.

本文研究的浓密-压滤过程主要设备为浓密机、压滤机. 目前浓密机的底流浓度无法在线检测,为确保安全,运行时底流浓度较低;没有考虑阶梯电价存在的条件下合理安排放矿;浓密机入料受上游工序的影响存在波动,导致底流浓度不稳定. 上述问题导致浓密-压滤过程生产指标不达标、能耗经济指标大,干扰下游的生产,更难以实现优化控制.

现有的研究主要通过机理模型对浓密机底流浓度进行软测量,测量精度无法满足要求且入料存在波动,无法适用于该浓密压滤过程. 为解决上述问题,首先,针对底流浓度在线检测问题,在浓密机内部安装压力传感器,通过压力值建立底流浓度软测量系统,并根据底流浓度软测量值建立底流浓度预测模型和浓密-压滤过程能耗经济指标数据模型;然后,在阶梯电价、浓密机运行安全、生产指标的约束下,以浓密-压滤过程能耗经济指标最小为目标,建立浓密-压滤过程协调优化模型,规划放矿压滤时间序列,提高底流浓度、降低能耗经济指标、减少浓密-压滤过程异常发生频率,为工厂实际生产带来效益. 由于该优化问题为非线性非凸优化问题,提出一种PSO-内点法结合的混合算法求解该优化问题,避免求解过程陷入局部极小值.

1 浓密-压滤过程及模型

1.1 国内某选厂浓密-压滤过程

本文针对国内某选矿厂浓密-压滤过程开展研究,其浓密-压滤过程如图1所示. 浮选生产的低浓度矿浆(浓度为20%~40%)进入浓密机,通过浓密机的浓密作用提高矿浆浓度至40%~70%,然后通过

浓密机底流泵将矿浆输送到搅拌槽内,再由压滤泵将矿浆输送至压滤机内进行压滤脱水,压滤后的滤饼(浓度为90%~95%)通过皮带进入下一工序.

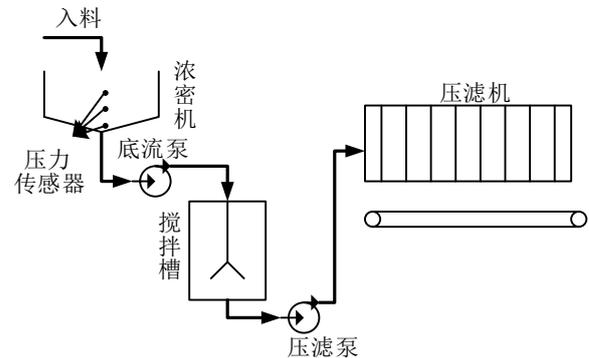


图1 浓密-压滤过程工艺流程

工人根据生产计划确定每班需压滤柜数. 每次压滤时,首先打开底流泵,当搅拌槽液位达到一定值时,打开压滤泵进行压滤,压滤机进浆完成后关闭底流泵和压滤泵.

1.2 浓密-压滤过程模型

1.2.1 底流浓度软测量及预测模型

为获取浓密机底流浓度实时值,在浓密机中安装3个压力传感器,如图1所示,通过压力检测值和底流浓度离线采样值建立底流浓度软测量模型,并在现场实现应用. 在浓密机机理模型^[12]的基础上,采用非线性拟合方法对模型进行建模,多项式模型如下:

$$C_{UF} = a_1 \bar{C}_{32}^2 + a_2 \bar{C}_{21} \bar{C}_{32} + a_3 \bar{C}_{32} + a_4 \bar{C}_{21} + a_5. \quad (1)$$

其中: $a_1 = -2.484$, $a_2 = 1.45$, $a_3 = 2.91$, $a_4 = -0.7917$, $a_5 = -0.2332$ 为底流浓度模型参数; \bar{C}_{21} 和 \bar{C}_{32} 为通过压力值计算的两个压力传感器间的平均浓度,可通过下式求得:

$$\bar{C}_{21} = \frac{\rho_0(P_2 - P_1 - g\Delta h)}{(\rho_0 - 1)(P_2 - P_1)}, \quad (2)$$

$$\bar{C}_{32} = \frac{\rho_0(P_3 - P_2 - g\Delta h)}{(\rho_0 - 1)(P_3 - P_2)}. \quad (3)$$

其中: P_1, P_2, P_3 为压力值, $g = 9.8 \text{ m/s}^2$, $\Delta h = 0.5 \text{ m}$ 为两个压力传感器间的距离, $\rho_0 = 4.27 \text{ kg/m}^3$ 为矿浆的干矿密度.

通过底流浓度软测量系统实现底流浓度的在线测量,进而可建立底流浓度预测模型. 影响浓密机底流浓度变化的主要因素是浓密机内的矿量变化,统计 t 分钟内浓密机矿量变化 $\Delta m(t)$ 、底流浓度软测量值 C_{UF} , 通过 PLS 方法建立 t 分钟内矿量变化与 t 分钟后底流浓度的关系模型

$$C_{UF}(t) = C_{UF}(t_0) + k\Delta m(t). \quad (4)$$

其中: $C_{UF}(t_0)$ 为当前时刻 t_0 浓密机底流浓度, k 为拟合参数.

$$\Delta m(t) = \frac{M_P - M_{IN}}{T_{pre}} t - \int_{t_0}^{t_0+t} Q_{UF} C_{UF}(x) \rho_{UF}(x) dx, \quad (5)$$

$$\rho_{UF}(x) = \frac{\rho_0}{\rho_0 - (\rho_0 - 1) C_{UF}(x)}. \quad (6)$$

其中: M_P 为当班浓密机计划入矿量; M_{IN} 为当班已入矿量; T_{pre} 为当班剩余生产时间; Q_{UF} 为浓密机底流流量, 为常量; $C_{UF}(x)$ 为 x 时刻底流浓度.

图2为底流浓度预测值与底流浓度软测量值的对比, 圆线为实际底流浓度, 星线为预测底流浓度, 预测平均相对误差为 1.15%, 建立的底流浓度预测模型可以准确预测底流浓度.

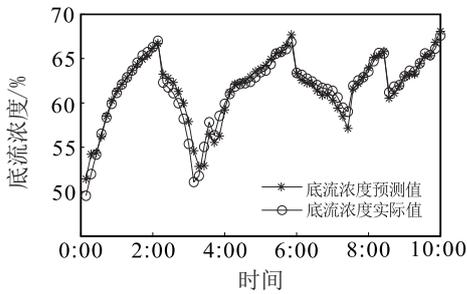


图2 底流浓度预测效果

1.2.2 过程能耗经济指标模型

影响过程能耗经济指标的主要设备为浓密机底流泵和压滤机压滤泵. 利用工业数据分别建立底流泵和压滤泵的能耗经济指标模型.

统计放矿时底流浓度 $C_{UF}(T)$ 和放矿时间 T_{UF} 数据, 利用最小二乘方法进行建模, 该模型为

$$T_{UF} = a_{UF} C_{UF}(T) + b_{UF}. \quad (7)$$

其中: T 为放矿时间; a_{UF} 和 b_{UF} 为辨识参数.

底流泵能耗经济指标模型为

$$EEI_{UF}(T) = \int_T^{T+T_{UF}} \sqrt{3} U_{UF} I_{UF} \cos \varphi_{UF} Pr(t) dt. \quad (8)$$

其中: $Pr(t)$ 为阶梯电价, 可通过式(14)求得; T_{UF} 为 T 时刻开泵时底流泵运行时间, 由式(7)求得; U_{UF} 、 I_{UF} 分别为底流泵电压、电流, 为常值; $\cos \varphi_{UF}$ 为底流泵功率因数.

通过压滤时搅拌槽的平均浓度与压滤泵运行时间数据利用最小二乘法进行建模, 搅拌槽浓度与压滤泵运行时间的关系如下:

$$T_{PF}(T) = a_{PF} \bar{C}_{PF}(T) + b_{PF}, \quad (9)$$

$$\bar{C}_{PF}(T) = \frac{M_{PF}}{\int_T^{T+T_{PF}} Q_{UF} \rho_{UF}(t) dt}. \quad (10)$$

其中: $\bar{C}_{PF}(T)$ 为搅拌槽矿浆平均浓度; T_{PF} 为压滤泵运行时间; a_{PF} 和 b_{PF} 为参数.

压滤泵能耗经济指标为

$$EEI_{PF}(T) = \int_T^{T+T_{PF}} \sqrt{3} U_{PF} I_{PF} \cos \varphi_{PF} Pr(t) dt. \quad (11)$$

其中: T_{PF} 为压滤泵运行时间, 可由式(9)求得; U_{PF} 、 I_{PF} 分别为底流泵电压和电流, 为常值; $\cos \varphi_{PF}$ 为压滤泵功率因数.

2 优化问题描述

根据第1节的底流浓度预测模型、底流泵和压滤泵能耗经济指标模型, 建立以能耗经济指标最小为目标的浓密-压滤过程协调优化模型, 在阶梯电价、浓密机运行安全、生产指标的约束下, 以浓密-压滤过程能耗经济指标最小为目标, 规划放矿压滤时间序列, 提高底流浓度、降低能耗经济指标、减少浓密-压滤过程异常发生频率.

2.1 目标函数

优化目标为底流泵能耗经济指标、压滤泵能耗经济指标之和最小, 根据式(8), 第 i 柜底流泵能耗经济指标为

$$EEI_{UF_i}(T_i) = \int_{T_i}^{T_i+T_{UF_i}} \sqrt{3} U_{UF} I_{UF} \cos \varphi_{UF} Pr(t) dt. \quad (12)$$

其中: T_i 为第 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 柜开始时间, T_{UF_i} 为第 i 柜底流泵运行时间, 由式(7)求得.

根据式(11), 第 i 柜压滤泵能耗经济指标为

$$EEI_{PF_i}(T_i) = \int_{T_{ST}+T_i}^{T_{ST}+T_i+T_{PF_i}} \sqrt{3} U_{PF} I_{PF} \cos \varphi_{PF} Pr(t) dt. \quad (13)$$

其中 T_{PF_i} 为第 i 柜压滤泵运行时间, 可由式(9)求得. $Pr(t)$ 为阶梯电价制, 即

$$Pr(t) = 0.46P(t) + 0.29P(t-7) + 0.29P(t-8.5) + 0.12P(t-10.5) - 0.41P(t-11.5) + 0.29P(t-16) + 0.12P(t-19) - 0.41P(t-21) - 0.29P(t-23). \quad (14)$$

其中: $t \in (0, 24]$, $P(t) = \frac{1}{2} + \frac{\arctan(\beta t)}{\pi}$, β 为一个的大正数.

目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^N [EEI_{UF_i}(T_i) + EEI_{PF_i}(T_i)]. \quad (15)$$

2.2 优化问题约束

浓密-压滤的生产首先需要保证设备的运行安全,防止底流浓度过高,导致浓密机压耙.因此,放矿压滤时底流浓度需低于上限,确保设备运行安全,即

$$C_{UF}(T_i) \leq \bar{C}_{UF}, \quad (16)$$

其中 \bar{C}_{UF} 和 $C_{UF}(T_i)$ 分别为底流浓度上限、第 i 柜底流泵开泵时底流浓度.

当底流浓度过低时,会导致过程能耗增加、压滤效率降低、滤饼含水量增加等问题.因此,工艺要求放矿压滤时底流浓度需高于下限 \underline{C}_{UF} ,即

$$\underline{C}_{UF} \leq C_{UF}(T_i). \quad (17)$$

根据生产要求,每班需压滤完规定柜数,第 N 柜结束时间小于该班结束时间,时间约束如下:

$$T_N + T_{UF_N} < T_{end}, \quad (18)$$

其中 T_N 、 T_{UF_N} 、 T_{end} 分别是第 N 柜开始压滤的时间、第 N 柜底流泵运行时间、当班结束时间.

对每柜开泵时间进行约束,第 i 柜开泵要在第 $i-1$ 柜压滤结束后,即

$$T_{i-1} + T_{UF_{i-1}} < T_i. \quad (19)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N$, 当 $i = 1$ 时,第 1 柜开泵时间要大于开始优化时刻 T_{opt} ,即

$$T_{opt} < T_1. \quad (20)$$

实际生产中,入料量存在不确定问题,采样滚动优化可解决该问题,优化时刻 T_{opt} 随着生产而变化.浓密-压滤过程优化问题可描述为

$$\begin{aligned} \min J &= \sum_{i=1}^N [EEI_{UF_i}(T_i) + EEI_{PF_i}(T_i)]. \\ \text{s.t. } C_{UF}(T_i) &\leq \bar{C}_{UF}, \\ \underline{C}_{UF} &\leq C_{UF}(T_i), \\ T_N + T_{UF_N} &< T_{end}, \\ T_{i-1} + T_{UF_{i-1}} &< T_i, \\ T_{opt} &< T_1. \end{aligned} \quad (21)$$

3 基于滚动优化智能生产策略

在实际生产过程中,浓密机入料受上游工序的影响存在波动,会导致优化结果不准确.滚动优化方法通过在线采样和计算,能够保证实时控制动作的最优性^[13].滚动优化时序如图3所示.

对于本文研究的浓密-压滤过程,每天分3班生产,每班8h,所以计划时序时长8h;预测时序为从优化时刻开始到当班结束的可变时序;控制时序为优化后实施控制的时段,较短控制时序可以保证控制的

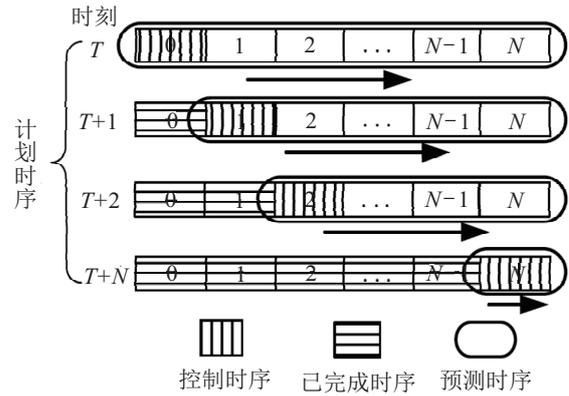


图3 滚动优化时序说明

精度,选择控制时序为10min.每10min优化一次,优化出预测时序内底流泵放矿时间序列,若10min内需进行放矿,则只对第1柜进行压滤,结束后重新进行优化;若10min内无需放矿,则10min后重新优化.

浓密-压滤过程优化问题具有非线性、多极值的特点,本文采用粒子群优化算法与内点法相结合的混合算法求解该优化问题^[14].首先采用粒子群算法优化求解出一个较优解,因粒子群算法前期收敛速度快,可快速找到离全局最优解较近的粒子;将该粒子作为内点法的初始值,再通过内点法求解出全局最优解.该算法计算速度优于PSO,且易于找到全局最优解.具体算法如下:

1) 初始化:设置粒子群算法最大迭代次数 $N_{PSO} = 100$,终止条件 $e_{PSO} = 10^{-1}$;设置内点法最大迭代次数 $N_{IPM} = 200$,终止条件 $e_{IPM} = 10^{-3}$,随机产生一组初始粒子群.

2) 判断粒子可行性:给不可行粒子的优化值一个极大正值 M ,不可行粒子转到4);可行粒子转到3).

3) 将可行粒子代入优化模型进行求解.

4) 在所有粒子的优化结果中寻找 P^g, P_i^k , 最优值 $J_{PSO}(k)$.

5) 检查是否满足粒子群停止条件:若满足,则转到6);若不满足,则更新所有粒子速度和位置,转到2). 停止条件为相邻两代粒子群中的最优解 $|J_{PSO}(k) - J_{PSO}(k-1)| < e_{PSO}$,或达到最大迭代次数 $N - PSO$.

6) 将粒子群算法得到的较优粒子作为内点法初始值.

7) 通过内点法求解优化模型的最优值.

8) 检查是否满足内点法停止条件:若不满足,则转到7),继续进行优化求解;若满足,则停止优化,输出最优值. 停止条件为相邻两代内点法优化值 $|J_{IPM}(k) - J_{IPM}(k-1)| < e_{IPM}$,或达到最大迭代

数 N_{IPM} .

4 工业应用

4.1 离线实验

为了说明浓密-压滤过程优化模型和 PSO-内点法混合算法的有效性,将通过混合算法优化的结果与 PSO 优化结果、内点法优化结果、实际运行数据进行对比. 接班时底流浓度为 70%, 浓密机总进矿量为 120t, 压滤机需压滤 6 柜. 图 4 为离线实验对比, 分别对比了 4 种情况下每柜平均浓度、平均能耗.

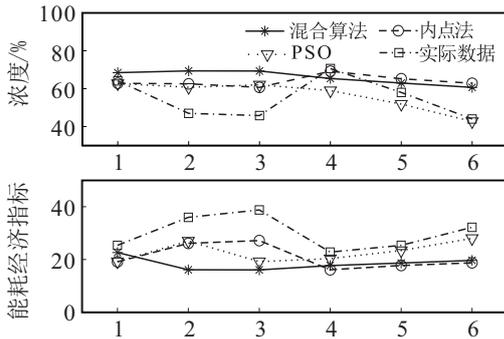


图 4 离线实验对比

实际平均底流浓度为 54.9%, 通过混合算法、内点法、PSO 优化后平均底流浓度分别为 66%、63.9%、56.5%, 与实际放矿相比底流浓度分别提高了 20.2%、16.4%、2.9%. 通过混合算法、内点法、PSO 优化后能耗经济指标与实际放矿相比能耗经济指标分别降低了 34.3%、25.5%、18.1%. 通过 3 种算法对浓密-压滤过程优化模型进行求解, 说明通过浓密-压滤过程优化模型能够提高生产指标、降低能耗经济指标. 由图 4 可知, 混合算法能够得到较好的寻优结果, 内点法和 PSO 得到次优解.

4.2 现场应用

利用该方法开发浓密-压滤协调生产智能控制系统, 并于 2017 年 9 月应用到某选矿厂浓密-压滤过程. 图 5 和表 1 对比了应用前后一天的底流浓度和能耗经济指标, 浓密机入料量为 420t, 需压滤柜数为 21 柜, 接班时底流浓度为 65%. 由于应用前放矿时间安排

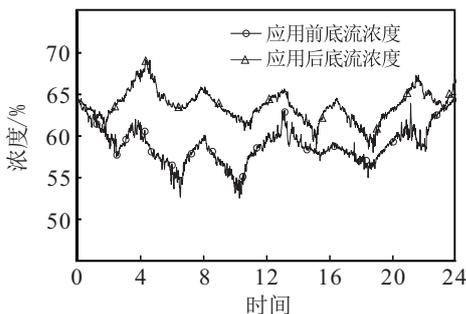


图 5 应用前后底流浓度对比

表 1 应用优化算法前后一天的结果对比

	底流浓度	能耗经济指标
应用前	58.2%	692.7
应用后	63.8%	515
对比	提高 9.6%	降低 25.7%

不合理, 导致全天浓密机底流浓度低, 进而使得放矿压滤时间增加, 能耗经济指标增大. 表 1 对比了应用前后底流浓度、能耗经济指标数据, 应用后底流浓度比应用前提高了 9.6%, 能耗经济指标降低了 25.7%.

图 5 和表 1 为一天运行数据的对比, 下面对比平均每月的生产运行数据来说明该算法的应用效果. 统计 2017 年 6 月至 2018 年 3 月浓密-压滤过程生产运行数据, 其中 2017 年 6 月至 10 月为浓密-压滤协调生产智能控制系统应用前, 2017 年 11 月至 2018 年 3 月为系统在现场应用后. 应用前后浓密脱水工段的生产条件相近, 未进行其他设备和工艺改造. 表 2 为系统应用前和应用后浓密-压滤过程效果对比. 应用后浓密机平均底流浓度比应用前提高了 20.3%; 平均每月能耗经济指标, 应用后比应用前降低了 24.2%. 当浓度提升后, 可以减少压滤用时, 减少压滤机滤布损耗(用每百吨矿滤布损耗指标代表滤布损耗情况). 由表 2 可知, 滤布损耗应用后比应用前降低了 18.9%. 当底流浓度过低时, 滤饼水分过高会导致卸矿不干净, 压滤时会发生漏矿异常, 应用后底流浓度提高, 减少了压滤机工作异常出现次数. 由表 2 可知, 压滤机工作异常出现次数应用后比应用前降低了 62.7%.

表 2 应用优化算法前后浓密-压滤过程效果对比

	底流浓度	每月能耗经济指标 / 万元	每百吨矿滤布损耗 / 块	过程异常次数 / 月
应用前	53.1%	2.65	0.365	10.2
应用后	63.9%	2.01	0.296	3.8
对比	提高 20.3%	降低 24.2%	降低 18.9%	降低 62.7%

综合上述每天数据的对比和每月数据的对比, 该浓密-压滤过程协调优化模型可以通过合理地安排放矿压滤时间, 提高浓密机底流浓度、降低能耗和减少设备损耗、减少异常发生频率.

5 结论

本文以某选厂积累的运行数据为基础, 建立基于数据驱动的浓密-压滤过程模型, 并提出了一种基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化算法. 以一个生产班组能耗经济指标最小为目标, 规划各柜放矿压滤时间. 考虑到浓密机入料量存在不确定性, 采用滚动

优化方法减少不确定的影响. 针对该优化问题非线性、多极值的特点, 提出一种将PSO与内点法相结合的混合算法用于优化求解. 通过离线实验与现场应用, 验证了该优化方法能够提高浓密-压滤过程底流浓度生产指标、降低过程能耗经济指标、提升设备效率、减少过程异常次数等.

参考文献(References)

- [1] Cho H M, Yoo B. Rheological characteristics of cold thickened beverages containing xanthan gum-based food thickeners used for dysphagia diets[J]. *Journal of the Academy of Nutrition and Dietetics*, 2015, 115(1): 106-111.
- [2] Burger R, Concha F. Mathematical model and numerical simulation of the settling of flocculated suspensions[J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 1998, 24(6): 1005-1023.
- [3] Aslan N, Shahrivar A A, Abdollahi H. Multi-objective optimization of some process parameters of a lab-scale thickener using grey relational analysis[J]. *Technology*, 2012, 90: 189-195.
- [4] Gálvez E D, Cruz R, Robles P A, et al. Optimization of dewatering systems for mineral processing[J]. *Minerals Engineering*, 2014, 63: 110-117.
- [5] Langlois H I, Cipriano A. Dynamic modeling and simulation of tailing thickener units for the development of control strategies[J]. *Minerals Engineering*, 2019, 131: 131-139.
- [6] Rahimi M, Abdollahzadeh A A, Rezai B. Dynamic simulation of tailing thickener at the Tabas coal washing plant using the phenomenological model[J]. *International Journal of Mineral Processing*, 2016, 154: 35-40.
- [7] Kholisa B, Fester V G, Haldenwang R. Prediction of filtrate suspended solids and solids capture based on operating parameters for belt filter press[J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2018, 134: 268-276.
- [8] Stickland A D, Skinner S J, Cavalida R G, et al. Optimisation of filter design and operation for wastewater treatment sludge[J]. *Separation and Purification Technology*, 2018, 198: 31-37.
- [9] Wang Z X, He Q P, Wang J. Comparison of variable selection methods for PLS-based soft sensor modeling[J]. *Journal of Process Control*, 2015, 26: 56-72.
- [10] Zhu B, Chen Z S, He Y L, et al. A novel nonlinear functional expansion based PLS (FEPLS) and its soft sensor application[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2017, 161: 108-117.
- [11] Herceg S, Ujevic Andrijic Z, Bolf N. Development of soft sensors for isomerization process based on support vector machine regression and dynamic polynomial models[J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2019, 149: 95-103.
- [12] Burger R, Damasceno J J R, Karlsen K H. A mathematical model for batch and continuous thickening of flocculated suspensions in vessels with varying cross-section[J]. *International Journal of Mineral Processing*, 2004, 73(2/3/4): 183-208.
- [13] Silvente J, Kopanos G M, Pistikopoulos E N, et al. A rolling horizon optimization framework for the simultaneous energy supply and demand planning in microgrids[J]. *Applied Energy*, 2015, 155: 485-501.
- [14] Huo D, Le Blond S, Gu C H, et al. Optimal operation of interconnected energy hubs by using decomposed hybrid particle swarm and interior-point approach[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2018, 95: 36-46.

作者简介

张华鲁(1991—), 男, 博士生, 从事复杂工业过程的建模、控制与优化的研究, E-mail: 1274650556@qq.com;

王福利(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程的建模、控制与优化、过程检测与故障诊断等研究, E-mail: flwang@mail.neu.edu.cn;

何大阔(1975—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业生产全流程智能建模与优化控制、智能监测与故障诊断技术等研究, E-mail: hedakuo@ise.neu.edu.cn;

贾润达(1981—), 男, 副教授, 博士, 从事间歇过程动态优化、迁移学习等研究, E-mail: jiarunda@ise.neu.edu.cn;

王庆凯(1979—), 男, 高级工程师, 从事选矿自动化智能化等研究, E-mail: wang_qk@bgrimm.com.

(责任编辑: 孙艺红)